



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

자율발렛주차를 위한
주차공간 인식 및 동적 환경의 격자지도 생성

**Detection of Parking Space based on Occupancy Grids
in Dynamic Environments for Autonomous Valet Parking**

2016년 8월

서울대학교 융합과학기술대학원

융합과학부 지능형융합시스템전공

최 주 희

초록

최근 자율주행 관련하여 활발한 연구가 진행되고 있는데 특히 자율발렛주차는 중요한 문제 중 하나이다. 자율발렛주차는 차량이 운전자 없이도 스스로 주차 가능한 공간을 찾아 목적지로 정하고, 그 목적지까지 안전하게 주차를 완료하는 기술이다.

이러한 자율발렛주차가 가능하기 위하여 주차장 환경인식이 요구된다. 본 연구는 자율발렛주차를 위한 주차 가능한 공간 인식에 그 목적이 있다.

이에 대한 기존 연구들은 대부분 차량 인식이나 주차구획 인식에만 집중해 있는데, 이는 복잡하고 동적 장애물이 많은 주차장 환경에서 충분한 정보를 제공하지 못한다. 본 논문은 Extended Evidential grid map을 주차 가능한 공간 인식에 적용을 제안한다. Dempster-Shafer이론에 기반한 Evidential grid map은 기존 점유격자지도의 물체 인식뿐만 아니라 동적인 물체를 구별해 낼 수 있다. 그러나 센서 인식범위의 한계와 차량들의 겹침 영역 때문에 주차구획의 점유여부 인식에 어려움이 있다. 본 연구에서는 이를 보완하기 위하여 겹침 영역에 대한 Occupied 확률의 확장을 제안하였다. 또한, 주차구획의 점유여부 판별이 어려운 공간에도 주차가능 후보들을 선정하여 주차가능 공간을 찾기 위한 경로 탐색에 효율성을 높이하고자 하였다.

실외 주차장에서 실제 자율주행 자동차의 실험을 통하여 본 연구의 유용성을 확인하였다.

주요어 : 자율발렛주차, 점유격자지도, 증거이론, 주차 공간 인식

학 번 : 2013-22420

목 차

국문초록.....	i
그림목차.....	iii
표목차.....	v
1. 서 론.....	1
1.1 연구 목적.....	1
1.2 연구 배경.....	4
2. 자율발렛주차를 위한 격자지도 작성.....	22
2.1 확장된 증거이론.....	22
2.2 3차원 point cloud의 센서모델.....	24
3. 시스템 구성.....	26
3.1 자율주행자동차.....	26
3.2 환경인식.....	27
4. 실험.....	29
5. 결론.....	39
참고문헌.....	41
Abstract.....	45

그림목차

그림 1	자율주행자동차 컨셉.....	1
그림 2	Bosch 의 자율주차 시스템 Road map.....	2
그림 3	ETRI 자동발렛파킹(Automated Valet Parking) 개념도.....	5
그림 4	LiDAR 로 인식한 차량과 차량 중심축.....	5
그림 5	다양한 주차구획 템플릿.....	7
그림 6	주차영역 탐지.....	8
그림 7	빈공간 인식 결과.....	9
그림 8	2차원 LiDAR 데이터로 차량의 L shape feature 이용한 차량인식.....	11
그림 9	LiDAR 데이터로 차량의 L shape feature 이용한 차량인식.....	12
그림 10	3차원 LiDAR를 장착한 차량과 인식결과.....	13
그림 11	실제 주차장 환경.....	14
그림 12	Probability 적용한 격자지도.....	15
그림 13	격자의 확률함수 변화 시뮬레이션.....	19
그림 14	격자의 확률함수 변화에 대한 Discount 적용비교 시뮬레이션	20
그림 15	Evidential Grid Map 생성 과정	21
그림 16	장애물 존재에 따른 격자 상태 개념도.....	22
그림 17	3차원 point cloud의 격자 상태 할당.....	24
그림 18	3차원 point cloud의 격자 상태 할당.....	25
그림 19	자율주행자동차.....	26
그림 20	Velodyne HDL-64E S2.....	27
그림 21	ROS velodyne package.....	28
그림 22	주차구획 내에 차량앞면이 인식되었을 경우의 시뮬레이션.....	30
그림 23	실외 주차장에서 누적된 grid map 결과 비교	31

그림 24	주차장의 5개 주차영역에 대한 $M(O)$, $M(F)$ 비교.....	32
그림 25	주차장의 5개 주차영역에 대한 D 의 비교.....	32
그림 26	3개 주차공간의 4가지 확률함수 비교	33
그림 27	$F-O$ 와 Normalized $F-O$ 비교.....	35
그림 28	$F-O$ 와 Normalized $F-O$ 비교.....	36
그림 29	$F-O$ 와 Normalized $F-O$ 비교.....	37
그림 30	실제 Occupied 격자의 구분.....	38

표목차

표 1	Dempster-Shafer conjunctive rule	17
표 2	Probabilistic 와 Evidential 이론의 동적물체 인식 비교	19
표 3	시스템 구성.....	27

1. 서 론

1.1 연구 목적

본 연구는 자율주행자동차의 자동주차를 위한 주차 공간 인식 및 동적 환경을 반영한 격자지도 생성에 그 목적이 있다.

자율주행자동차란, 주변환경을 인식하여 자기 위치를 파악하고 주행 경로를 생성하며, 그 경로를 추종하기 위한 제어를 하여 목적지까지 주행하는 자동차이다. 자율주행자동차는 재난지역 임무 등을 수행하는 국방관련분야는 물론 일반 도로의 교통 효율성 및 교통사고를 줄일 수 있을 것으로 기대되 국내외 완성차 업체와 구글과 같은 IT업계에서도 활발한 연구개발이 진행되고 있다 (그림 1).



그림 1 자율주행자동차 컨셉

이러한 자율자동차의 개발에 앞서 차량 사용자의 편의를 위한 시스템개발은 꾸준히 이루어져 왔는데, 그 중 크루즈 컨트롤 시스템, 자동주차 시스템 등은 자율주행자동차 기술의 일부라 할 수 있다.

최근 주차에 서툰 운전자들이 쉽게 직각 주차 및 평행 주차를 수행 할 수 있도록 도와주는 시스템이 상용화 되어 있고, 지금도 완성차 및 자동차 부품 업체들에서 다양한 방식의 자동주차 시스템이 연구개발 되고 있다. 주차 보조 시스템은 운전자가 주차목적지를 정해 그 위치까지 이동하여 최종결정을 내려야 한다. 운전자의 스트레스를 경감 시킬 수 있지만 시간적 효율성 등은 미미하여 근본적인 해결책이 될 수 없다. 그림 2는 Bosch 에서 제시한 자율주행자동차의 주차 시스템 로드맵이다. Bosch 에서는 크게 4단계로 구분 하였는데, 1,2단계에서는 운전자가 최종 결정을 내린 후 주차보조 시스템이 주차 공간 영상을 제공하며 조향과 브레이크를 제어하여 주차를 완료하는 것으로 상용화 되어 있다. 3단계는 자동주차보고 시스템으로 운전자의 개입 없이 조향, 브레이크, 스로틀 등을 제어하는 것으로 상용화를 위해 세계 여러 업체들에서 기술개발 중에 있다. 마지막 단계는 운전자가 탑승하지 않은 상태로 차량이 주차장 내에서 스스로 주차 가능 공간을 찾아서 목적지로 정하고, 그 목적지까지 자율 주행하여 자동 주차하는 기술이다.

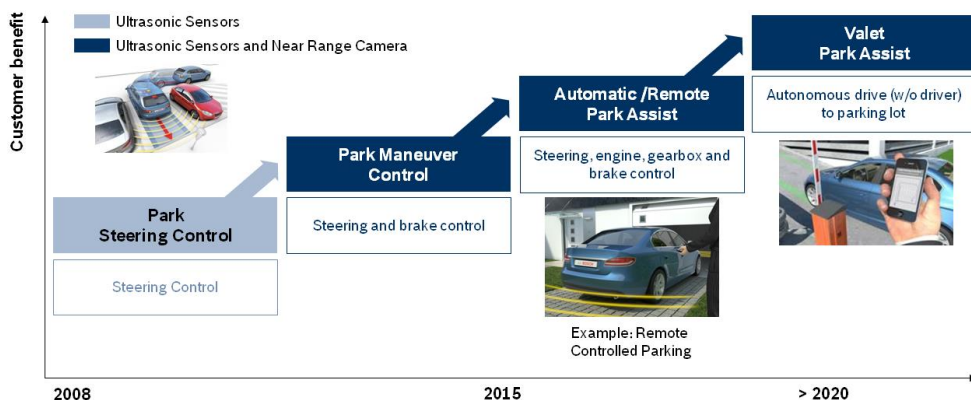


그림 2 Bosch 의 자율주차 시스템 Road map

본 연구의 목적은 자동주차 단계 중 마지막인 자율발렛주차(Autonomous Valet Parking)에서의 주차 가능한 공간의 위치 파악을 위한 격자지도 생성으로 정적, 동적 장애물을 포함한 주변환경의 인식과, 인식된 환경정보를 토대로 주차 가능지역을 추출해 내는 것이다. 또한, 수행된 연구에 대한 실제 자율주행 차량의 실내외 주차장에서의 실험을 통하여 유용성을 알아보는데 있다.

1.2 연구 배경

최근 자율주행자동차의 기술개발이 빠르게 진행되고 있는 가운데 자율주차 시스템의 개발과 상용화의 노력이 활발히 진행되고 있다. 자율주행자동차의 연구 개발로 외부 환경을 감지하기 위한 초음파, 카메라, 레이더, 라이다 등의 각종 센서의 성능이 급속히 향상되고 있다. 차량에 장착된 센서를 통하여 차량이나 보행자 등의 물체를 인식하는 것은 매우 중요한 문제이므로 여러 센서를 융합하여 인식성능을 높이는 방법에 대한 연구도 있다. Darms[21]는 레이더(Radar)와 라이다(LiDAR)를 융합하였고, H. Cho[22]는 여기에 비전센서를 추가로 융합하기도 하였다.

주차에 어려움을 느끼는 운전자들과 도심 주차 공간의 부족으로 자동주차에 대한 수요가 증가하고 있다. 따라서 기존의 주차보조 시스템이 발전한 자율발렛 주차 시스템의 상용화가 일반 도로의 자율주행자동차의 완성도와는 별도로 이루어 질 것으로 생각된다.

자동주차를 위한 주차공간 탐지에 대한 연구는 다양하게 진행되고 있는데 인프라(Infrastructure)를 기반으로 하여 차량에 정보를 제공하는 방식의 연구와 차량에 센서를 부착한 차량주도적 인식기반 연구 등이 있다.

인프라는 환경 인식 센서와 통신관련 센서(Beacon, Wi-Fi등)를 구조물 등에 부착하여 차량에 정밀지도와 주차가능공간의 위치를 제공하여 차량이 목적지까지 안전하게 주행을 가능하도록 하는 것이다. 이와 관련한 연구로 국내에서는 ETRI(한국전자통신연구원)에서 자동발렛주차(Automated Valet Parking)연구를 진행하였다[1][2](그림 3). 이는 기존 주차장 관리 시스템 및 외부 인프라센서, 관제 시스템 등을 융합한 것으로 운전자가 주차장 입구에서 하차하여 스마트 기기를 통해 관제 서버에 명령이 전달되면 차량 스스로 비어있는 주차공간에 찾아가 주차를 한다. ETRI에서 자동발렛주차 연구 중 주차공간 파악은 이미지 센서를 이용하여 주차구획 표시를 인식하고 주차 가능한 빈 공간인지 판단한다 [4]. 99%의 높은 인식률을 보였지만 차량 인근 좁은 영역만을 인식하고 동적

장애물 등의 전반적 환경을 고려하지 않았다.

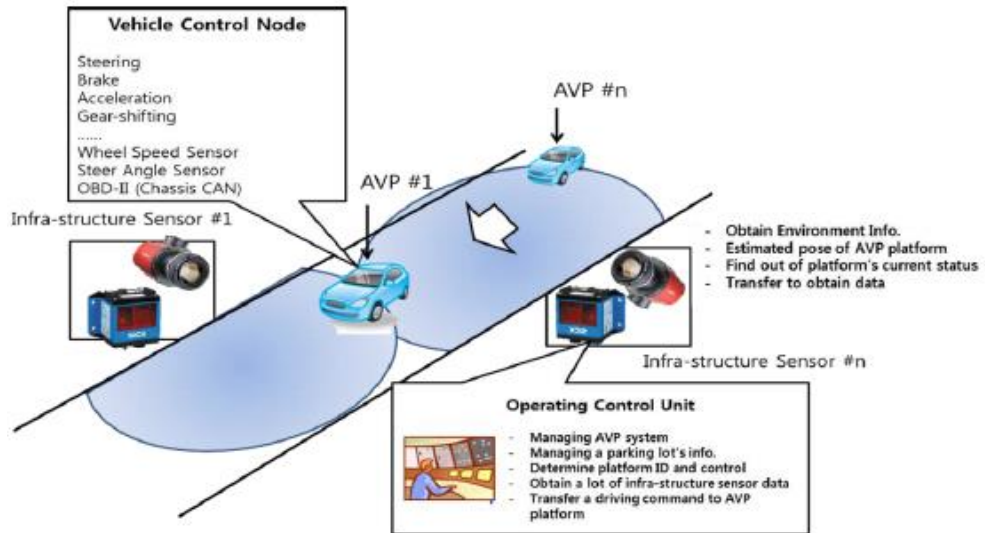


그림 3 ETRI 자동발렛파킹(Automated Valet Parking) 개념도

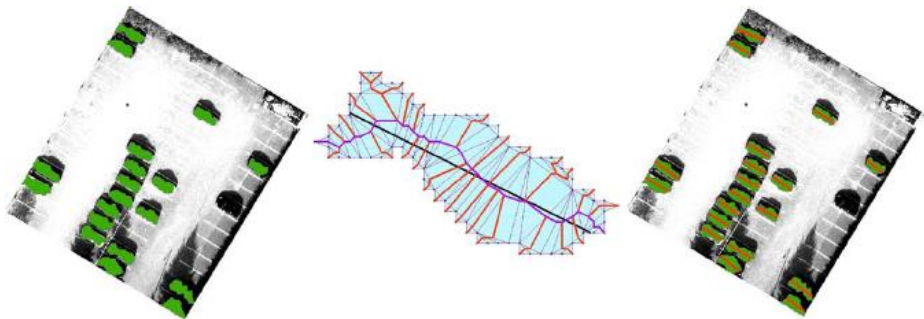


그림 4 LiDAR 로 인식한 차량과 차량 중심축

ETRI 와 같이 자율발렛파킹의 전체적인 시스템은 아니지만 상공에서 인식된 데이터를 통해 주차된 차량을 판별하는 것으로 인프라로 이용할 수 있는 연구들도 있다[4][5]. Seo,Y.-W. 의 연구는[4] 상공 이미지로부터 주차구획을 추출해 내는 것으로 학습을 통해 인식 성공률을 높인 것이 특징이다. L. Tong 는 LiDAR 를 이용하여 차량의 특징을 통해 주차구획과 주차된 차량을 인식하였다 [5] (그림 4).

이러한 인프라 기반 시스템은 경제성과 효율성 측면에서 장점이 있지만, 구축해야 할 서비스가 상용차와의 표준화가 되어야 하고 모든 주차장에 적용하기는 상당한 시간이 필요하므로 빠른 시일 내에 구축되기에는 어려움이 있다.

차량에 부착된 센서로 환경을 인식하는 연구들은 주로 인근 차량이나 주차구획선 식별에 초점이 맞추어져 있다. 일반적으로 주차장은 통일된 주차선과 주차된 차량들이 존재하는 준정형화된(Semi-structured) 공간이라 할 수 있다. 주차장의 주차된 비율이 높을수록 가려진 공간(Occlusion)이 많이 생기고, 차량의 주행도로는 비교적 협소하다. 이러한 공간에서 주차구획에 차량으로 점유되어 있는지 여부 판별을 위한 주차선 인식이나 차량인식 자체가 어려운 문제이므로 여기에 집중한 다양한 방법이 연구되고 있다.

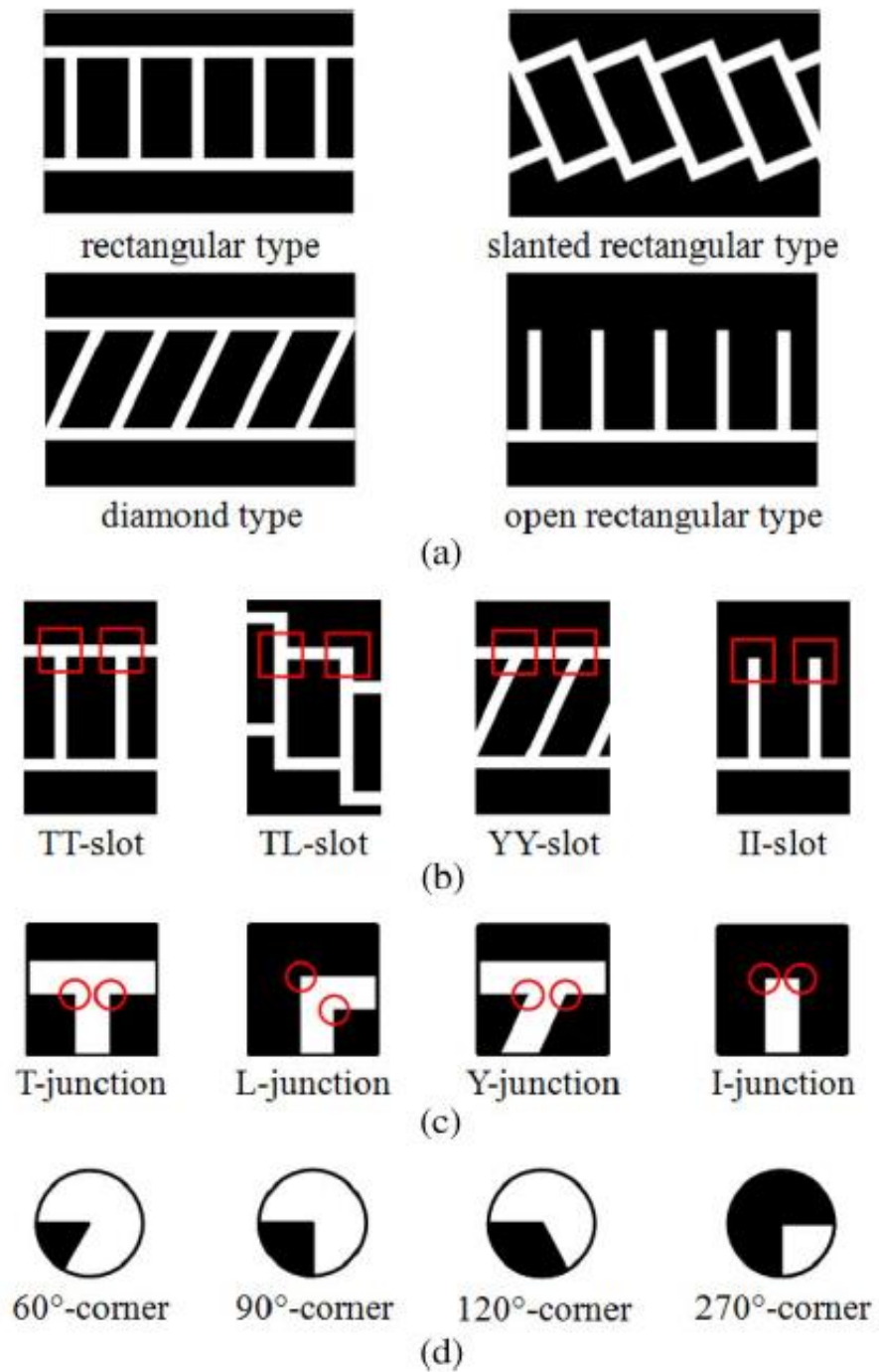


그림 5 다양한 주차구획 템플릿

주차선 인식에 관련한 연구로 J. K. Suhr[6] 는 거리측정 센서와 카메라를 융합한 AVM (Around View Monitor) 시스템을 이용하여 그림 5와 같은 여러 템플릿 매칭 (template matching)을 통한 다양한 주차구획표시를 인식하였다. Jin Xu[18]는 비전센서로 주차구획의 윤곽으로 주차영역을 인식하였고, H. G. Jung[19]와 J. K. Suhr[20]도 주차구획의 모서리 특징을 이용하였다. 이수목의 비전기반 주차영역 탐지 알고리즘[7]은 카메라 센서로 얻은 영상을 그림 6과 같이 Bird Eye View로 변환 후 주차 선을 추출하고 클러스터링(clustering) 기법을 통해 높은 탐지율과 빠른 처리속도가 가능하였다. 이는 주차선 인식의 효율성을 중시한 연구로 다양한 환경에서의 검증이 필요하고 장애인 혹은 경차 전용 주차 공간 등의 표식에 대한 인식이 추가적으로 요구된다.

이러한 주차선 인식은 눈, 비, 조명 등 실제 모든 환경과 주차 선이 일부 가려져 있거나 지워진 경우에도 가능해야 하며, 위에서 언급한 바와 같이 주차공간의 표식 등을 구별할 수 있어야 할 것이다. 또한, 주차선 인식은 주차공간에 사람이나 차량이 있는지 판별할 수 없기 때문에 차량인식과 융합하여 주차가능 여부인식 알고리즘을 실현한 연구들이 있다[3][8].

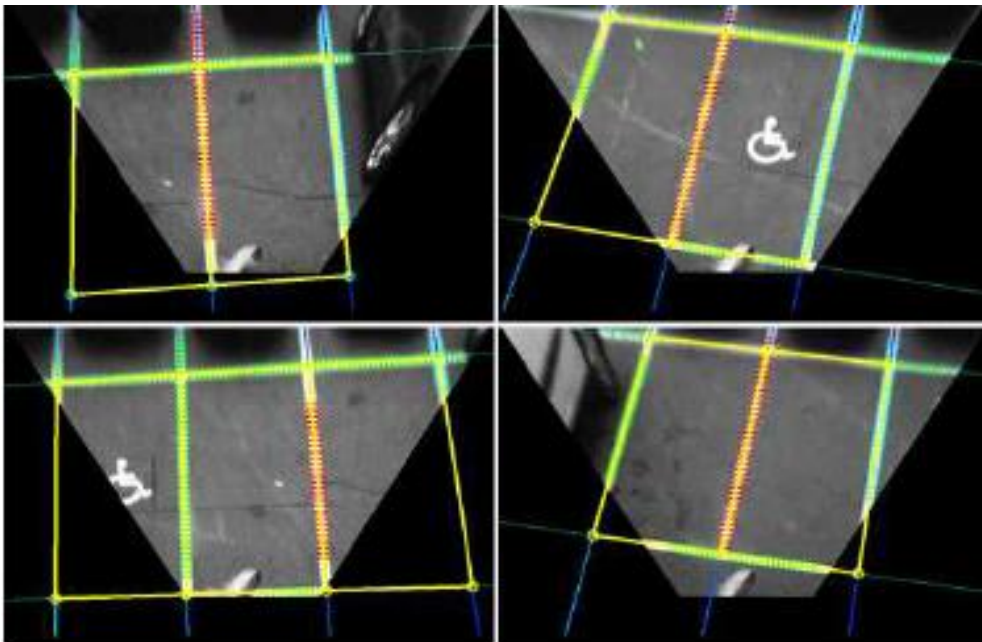


그림 6 주차영역 탐지

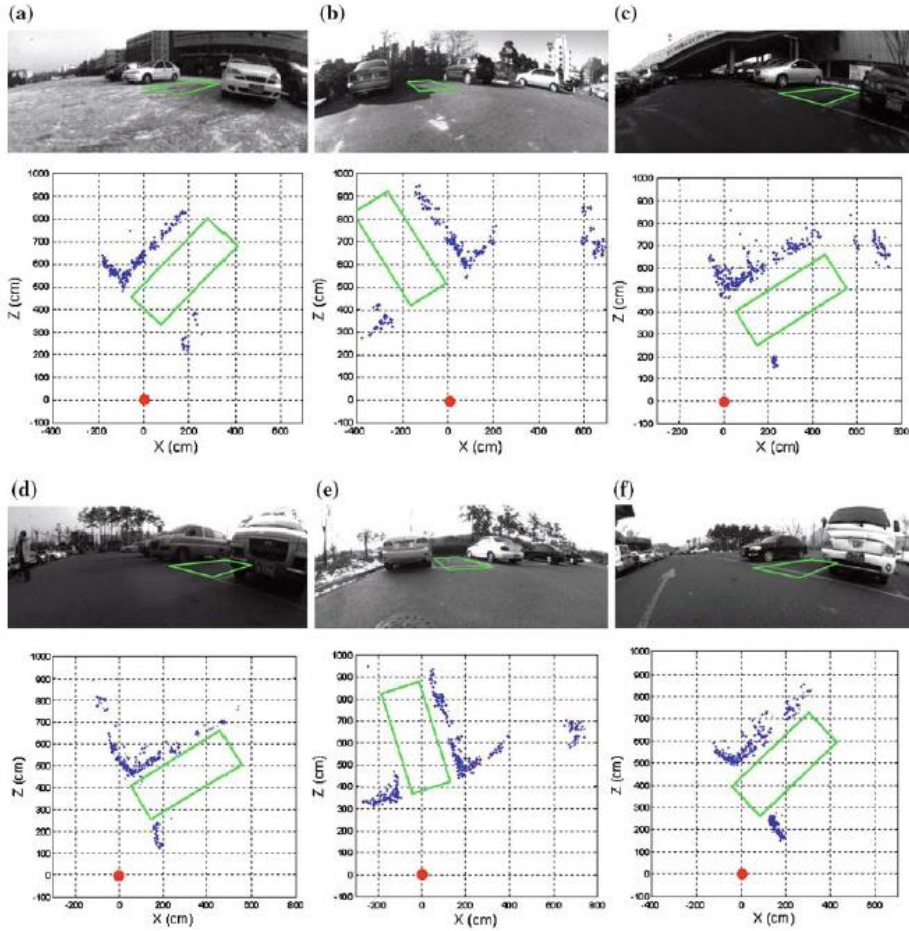


그림 7 빈공간 인식 결과

J. K. Suhr[6] 는 카메라로 주차 선을 인식하고 스테레오 기반 3차원 데이터로 차량을 인식한 것을 융합하였다. 차량인식은 지상에서 아래로 내려다 보았을 때 차량이 직사각형이라 가정하여 모서리 특징(corner point and orientation)을 이용하였다. 그림 7은 실제 6가지의 성공적인 실험 결과를 나타낸다.

주차장 차량인식은 비전기반(vision-based), 초음파센서기반(ultrasonic-based), 레이저 스캐너 기반(laser scanner-based), 단거리레이더기반(short range radar) 등의 다양한 방법으로 되어왔다.

이중 초음파 센서는 비교적 저렴하기 때문에 상용차량에 많이 적용되어왔지만 분해능이 낮고 초음파 센서로부터 얻게 되는 거리 정보는 다른 센서들에 비해 정확도가 높지 않은 단점이 있다. 초음파 센서를 이용하여 완성차 업체인 도요타(Toyota)는 주차공간에 위치한 차량의 앞면과 옆면을 인식하는 방법을 제안하여 자동 후방주차가 가능한 시스템을 개발하였다[9]. W. J.Park 는 초음파 센서를 이용하여 모서리 인식 (edge detection) 을 통하여 빈 공간을 검출하였다. 초음파 기반은 계산과 적용이 간단한 장점이 있지만, 실제 다양한 환경에 적용은 한계가 있다.

이미 상용차량에 부착되어있는 카메라와 같은 비전센서기반 주차된 차량인식은 십 년도 더 전부터 이루어져 왔다[23,24,25,26]. 후방카메라와 광평면 프로젝터를 이용한 Jung, H.G[24] 의 연구는 낮에는 빛에 반사되어 인식이 어려운 문제점을 지니고 있다. Kaempchen[23] 은 템플릿 매칭(template matching)을 통하여 차량을 탐지하였다.

전파의 성질에 가까운 레이저 광선을 이용한 레이저 스캐너는 LiDAR(light detection and ranging) 라고도 한다. 다른 센서에 비교하여 외란에 강하고 정확도가 높은 장점이 있지만 가격이 높은 것이 단점이다. 그러나 자율주행자동차의 활발한 연구로 LiDAR와 같은 정밀도가 높은 센서가 각광받고 있어 가격하락과 경량화가 진행 되고 있다. 2차원 LiDAR를 이용한 연구 중[11,27] 차량 전방에 지면과 수평 하게 장착한 J. Zhou[11]는 주차된 차량의 범퍼와 측면의 스캔 정보인 L shape feature로 차량이 존재함을 인식하였는데(그림 8), 진행 방향에 존재하는 빈 공간을 미리 확인할 수 있는 장점이 있지만 고정된 특정 높이의 2차원 정보만을 이용하기 때문에 다양한 크기와 형태의 차량을 인식하기에 한계가 있다.

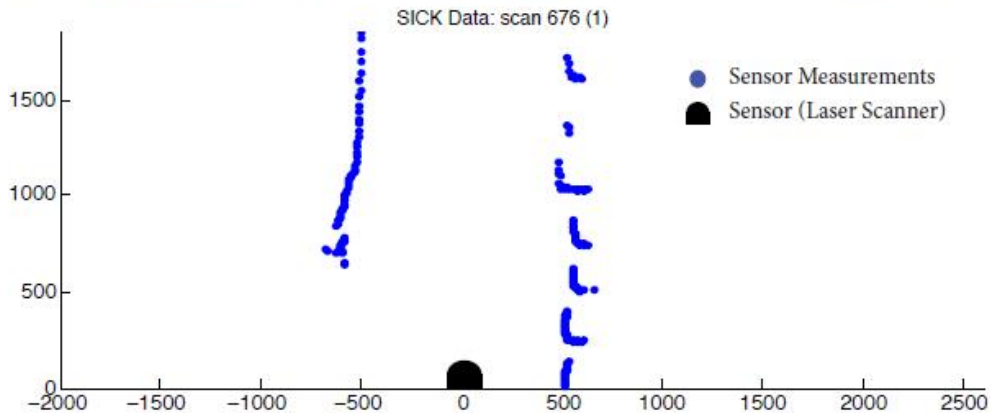


그림 8 2차원 LiDAR 데이터로 차량의 L shape feature 이용한 차량인식

그 외에도 LiDAR 로 L shape feature 를 이용한 주차된 차량과 빈 공간 인식 방법에 대해 다양한 연구가 진행 되고 있다. H. G. Jung 은 [12] 에서 3 차원 LiDAR 데이터로 L shape feature 에 기반한 차량의 직각이나 둥근 모서리 특징 인식 (corner-detection method) 으로 하였는데 주차된 차량 앞면의 normal direction 이 빔과 수직인 경우 등 센서의 인식방향에 따라 인식률이 현저히 떨어지는 경우가 발생한다. H.C.Roh 도 3 차원 LiDAR 로부터 얻은 데이터로 L shape feature 를 구성하는 point cloud 를 선으로 연결하고 이를 사영(Projection)여 차량을 인식하였다(그림 10). 또한, R.Dube[28]는 단거리 레이더를 통해 환경을 Grid map 으로 표현하고 “U” 또는 “L” 과 같은 차량윤곽으로 차량을 검출하였다. 이러한 방법들은 L shape feature 의 모호성으로 차량이 아닌 덩불이나 연석 등이 차량으로 오인식 될 수도 있다. 특히 도심의 실외 주차장에는 조경이나 각종 구조물 등이, 실내 주차장에는 기둥이 들어선 복잡한 환경이므로 특징(feature)만으로는 정확하게 주차된 차량을 검출 하는데 한계가 있다.

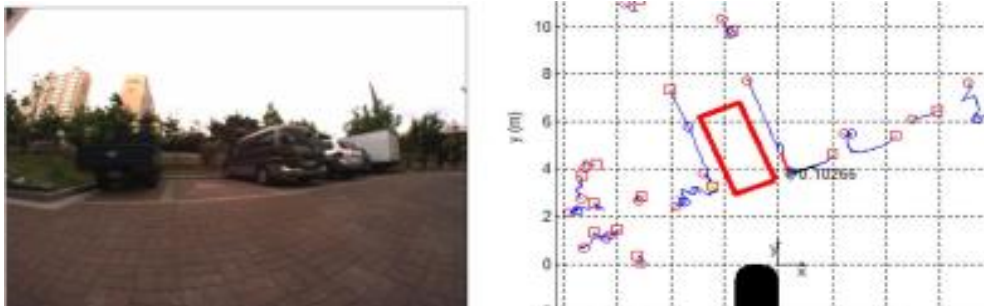


그림 9 LiDAR 데이터로 차량의 L shape feature 이용한 차량인식

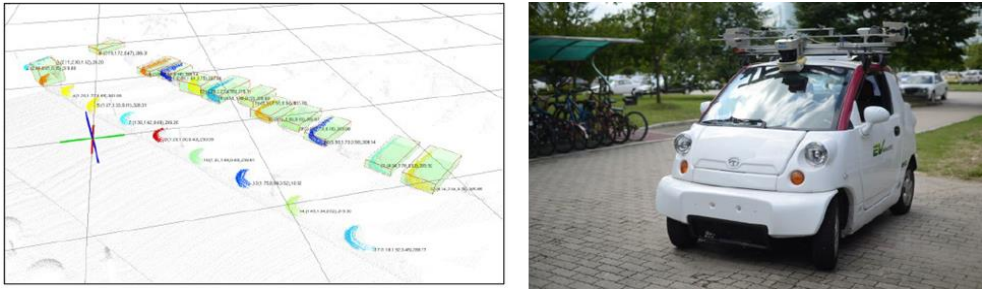


그림 10 3차원 LiDAR를 장착한 차량과 인식결과

기존의 연구들은 주차 선이나 주차된 차량 인식에만 중점을 두었는데, 실제 주차장 환경은 그림 11 의 (가) 와 같이 협소한 공간에서 주차되어 있던 차량이 출차 하거나, 빈 주차공간에 주차하는 차량 등 경로 예측이 어려운 다양한 동적 물체가 존재하고, 주차 구획 내에 대부분의 직사각 형태의 차량 외에도 (나) 에서 보이는 오토바이와 같은 여러 형태의 물체가 존재 할 수 있다. 이러한 환경을 고려하여 주행하며 주차 가능한 빈 공간을 추출하기 위하여 본 논문에서는 격자지도 작성을 제안하였다.

격자지도는 환경을 일정한 크기의 격자로 나누어 각 격자가 장애물로 점유되어 있는지 여부를 확률로 표현하는 것으로 1989년 Elfes[13]가 처음 제시하였다. 주변 환경에 대한 전체적인 정보를 모두 담기 때문에 비효율적이지만 실시간으로 얻은 모든 장애물 정보를 쉽게 누적 가능하여 장애물 회피나 지도작성을 안정적으로 할 수 있다. 본 연구의 지도작성은 일반 도로 주행이 아닌 주차된 차량들과 연석, 조경, 다양한 구조물 등으로 이루어진 주차장이 대상이므로 이러한 복잡하고 제한된 면적의 환경에 격자지도 형태가 적합하다고 판단하였다.

격자의 점차적 갱신을 위하여 센서의 노이즈(noise)를 고려하는 확률론(Probabilistic)을 적용하게 된다. 이는 필터(filter)와 같은 역할을 하여 장애물의 인식에 따라 바로 상태변화가 일어나지 않아 outliers 에 강인하다.



(가)



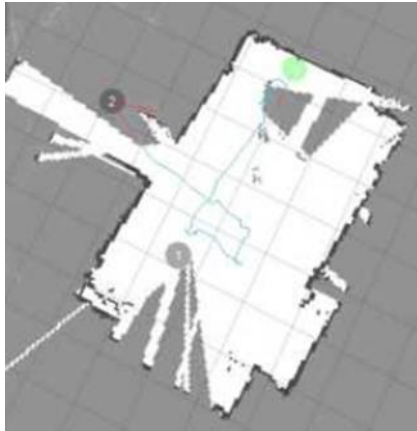
(나)

그림 11 실제 주차장 환경

모든 격자에 대해 장애물의 점유상태를 (Occupied: O, free: F)로 추정하는데, 기본적으로 이를 $P(O)$ 와 $P(F) = 1 - P(O)$ 로 표현한다. 일반적으로 연속적으로 얻은 거리센서 데이터를 이용하여 점유상태의 갱신은 베이시안(Bayesian) 방법을 통해 수행된다.

베이시안 이론은 통계적 추론 문제에 대한 표준적인 방법으로 알려져 있는데 그림 12 에 보여지는 것과 같이 격자지도에서 Occupied 와 free 로만 표현할 수 있는데 Dempster-Shafer 이론에서는 ignorance(Occupied 와 free 가 공존하는 상태) 와 unknown 을 추가적으로 표현 가능하다. 베이시안 이론은 각각의 독립적 사건에 확률이 배정 되는 것과 반대로 Dempster-Shafer 이론에서는 상호 배타적인 사건의 유한 집합으로 이루어진 전체인식영역(Frame of discernment)의 모든 부분 집합에 각각의 확률 값을 배정한다.

Belief 이론이라고도 불리 우는 Dempster-Shafer 이론은 Dempster 에 의해 처음으로 제안되어(1968) Shafer 가 기존 확률에 지식의 개념이 가미된 확률로 더욱 확장시켜 발전시킨 이론이다. Moras 는 이를 격자지도작성에 적용하여 4 가지 요소로 적용함으로써 장애물의 유무 외에 unknown(U)과 null(F)로 구분 가능한 Evidential Grid Map 을 제안 하였다[14][15].



White: Free
Gray: Unknown
Black: Occupied

그림 12 Probability 적용한 격자지도

Evidential occupancy grids

Moras 가 제시한 격자지도 생성에서 $\{O, F, \Omega, \emptyset\}$ 4가지 요소(O, F, Ω, \emptyset)의 의미는 다음과 같다.

- 1) O 는 점유(Occupied)를 나타낸다.
- 2) F 는 비어있음(Free)을 나타낸다.
- 3) Ω 는 정보가 없음(Unknown) 을 나타낸다.
- 4) \emptyset 는 F 에서 O 로, 또는 반대로 상태변이가 일어나 F 와 O 가 공존하는 상태를(Conflict) 나타낸다. 장애물이 동적 상태임을 알 수 있다.

Grid mass assignment

센서로부터 얻은 데이터에 따라 모든 격자에 확률 $m(A)$ 의 배정은 다음과 같다.
 A 는 각 요소 O, F, Ω, \emptyset 이며, 각 요소의 확률 $m(A)$ 의 총합은 1이다.

- Unknown cell for initial: $m(O)=0, m(F)=0, m(\Omega)=1, m(\emptyset)=0$
- Occupied cell: $m(O)=1-\lambda_{FA}, m(F)=0, m(\Omega)=1-m(O), m(\emptyset)=0$
- Free cell: $m(O)=0, m(F)=1-\lambda_{MD}, m(\Omega)=1-m(F), m(\emptyset)=0$

여기서 λ_{FA} 와 λ_{MD} 는 센서의 신뢰도에 따라 $[0,1]$ 내에서 할당 되는 것으로
각 의미는 다음과 같다.

λ_{FA} (false alarms): 센서의 불확실성으로 인해 아무것도 없는 공간임에도 장애
물로 인식된 경우

λ_{MD} (missed detections): 센서의 resolution에 관련한 것으로 센서가 인식하지
못하는 영역에 물체가 있는 경우 빈 공간이라 오인식 하는 경우

Grid Fusion

Dempster-Shafer 이론의 conjunctive rule에 따른 결합(fusion)은 식(1)와 같이 현재시점 t 의 센서를 통해 완성된 새로운 Scan Grid $m_{S,t}$ 와 이전시점 $t-1$ 에서의 Map Grid $m_{M,t-1}$ 를 결합하여 현재시점 t 의 Map Grid $m_{M,t}$ 을 생성한다. 결합을 수행 후 식(2)와 같이 공통 되지 않은 요소로 정규화(normalization)한다.

$$m_{M,t} = m_{M,t-1} \oplus m_{S,t} \quad (1)$$

$$\begin{cases} m_{M,t}(A) = \frac{m_{M,t}(A)}{1 - m_{M,t}(\emptyset)}, & A \neq \emptyset \\ m_{M,t}(\emptyset) = 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

Conjunctive rule에 따른 현재시점의 Scan Grid와 이전 시점의 Map Grid의 결합을 표 1로 나타내 보았다.

$m_{S,t}$ $m_{M,t-1}$	F	O	Ω
F	FF	FO	F Ω
O	OF	OO	O Ω
Ω	Ω F	Ω O	$\Omega\Omega$

표 1 Dempster-Shafer conjunctive rule

Evidential Grid Map 을 기존의 베이시안 방법을 통한 격자지도와 표 2 에서와 같이 한 격자에 장애물의 동적 상황을 가정하여 비교해 보았다.

Probabilistic 경우, 초기상태는 $P(O)$ 와 $P(F)$ 모두 0.5로 할당으로 시작하여 다음 시점 T1 에서는 장애물이 검출되어 $P(O) = 0.8$, $P(F) = 0.2$ 로 할당되고, 그 다음시점 T2 에서는 아무것도 검출되지 않아 $P(O) = 0.2$, $P(F) = 0.8$ 로 할당되었다. 시점 T1 과 T2 의 결합 수행 후 $P(O)$ 와 $P(F)$ 모두 0.5로 정보가 없는 상황과 구별되지 않는다. 반면에 Evidential Grid Map의 경우, 초기는 정보가 없는 상태로 $m(O) = 1$, $m(F) = 0$, $m(\Omega) = 1$, $m(\emptyset) = 0$ 로 할당한다. 시점 T1 에서 아무것도 검출되지 않아 $m(O) = 0$, $m(F) = 0.8$, $m(\Omega) = 0.2$, $m(\emptyset) = 0$ 로 할당되고, 그 다음시점 T2 에서는 장애물이 검출되어 $m(O) = 0.8$, $m(F) = 0$, $m(\Omega) = 0.2$, $m(\emptyset) = 0$ 로 할당되었다. Dempster-Shafer conjunctive rule에 따른 시점 T1 과 T2 의 결합법칙 수행 후 $m(\emptyset) = 0.64$ 로 해당격자에서 동적 물체의 존재를 알 수 있다.

센서의 데이터가 계속적으로 누적됨에 따라 Evidential Grid Map 의 변화를 시뮬레이션 하여 그림 13 에 보였다. 그림 13에서 그래프 가로축은 센서를 수집하여 처리하는 매 순간을 순서로 한 것으로 세로축에 각 요소의 확률 $m(A)$ 를 나타내어 한 격자에 $F \rightarrow O \rightarrow F$ 로 상태변이가 일어나는 즉, 물체가 지나간 상황의 예시이다. 상단그림은 센서를 통해 작성된 Scan grid, 중간그림은 결합을 통해 얻은 Map grid, 아래그림 Conflict는 4가지 요소 중 하나인 $m(\emptyset)$ 로 동적 상태를 나타낸다. Scan grid의 그래프를 보면 가로축의 11 에서 F로부터 O로, 31 에서 O로부터 F로 상태변이가 일어나는데, 동적 상황을 의미하는 $m(\emptyset)$ 의 변화는 바로 일어나지만 최종 결과 지도인 Map grid를 보면 지연(Delay)이 발생하는 것을 볼 수 있다.

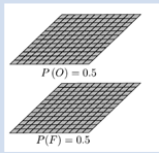
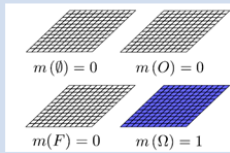
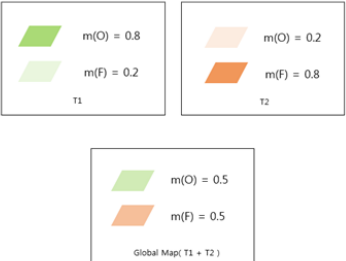
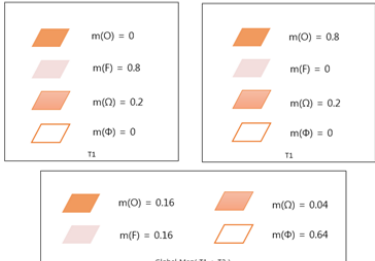
	Probabilistic	Belief theory
Initial state		
Moving obstacle		

표 2 Probabilistic 와 Evidential 이론의 동적물체 인식 비교

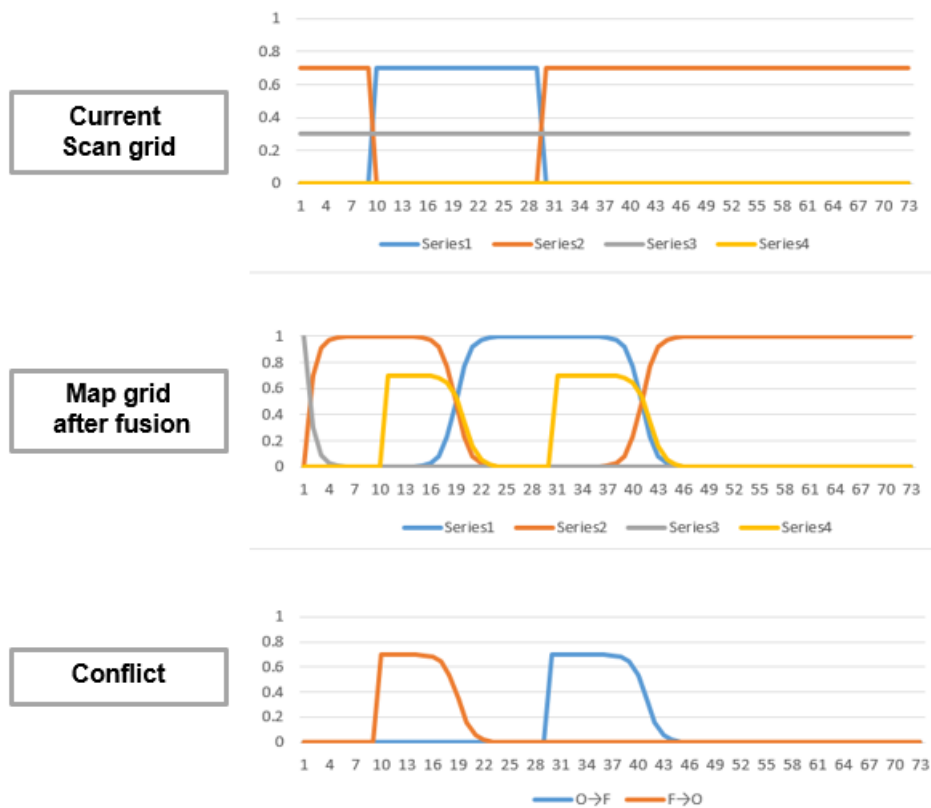


그림 13 격자의 확률함수 변화 시뮬레이션

Discounting

Dempster-Shafer 이론에 따른 격자지도는 노이즈(noise)에 강하지만 위에서 언급했듯이 격자의 상태변화 반영에 지연(delay)이 발생하고 한번 만들어진 격자는 새로운 데이터로 갱신하기 전에는 결정된 확률데이터를 그대로 보존한다. 이를 보완하기 위하여 이전 시점의 Map grid 에 discounting 을 적용하여 최신의 정보를 빠르게 반영한다. 그림 14 에 상단 Scan grid에 따라 discounting 을 0.2로 적용한 결과인 가운데 Map grid와 적용하지 않은 하단의 Map grid를 시물레이션을 통하여 비교하였다.

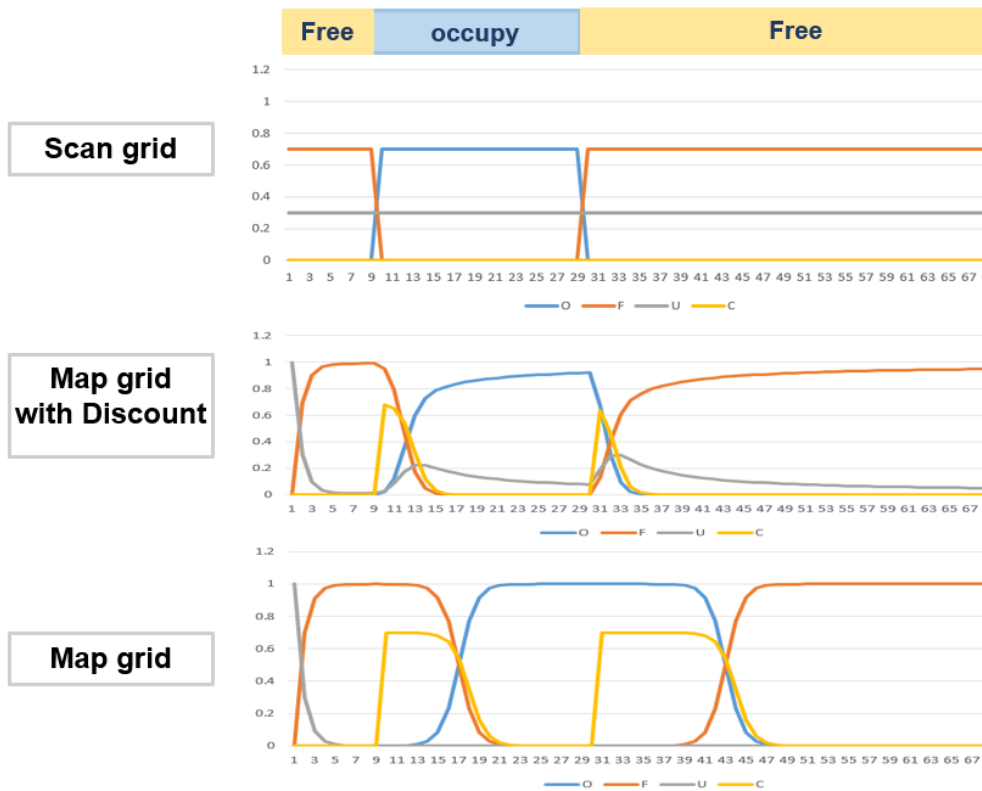


그림 14 격자의 확률함수 변화에 대한 Discount 적용비교 시물레이션

센서로부터 수집한 데이터로 Evidential Grid Map을 작성하는 위의 모든 수행 과정을 도식화 하면 그림 15와 같다.

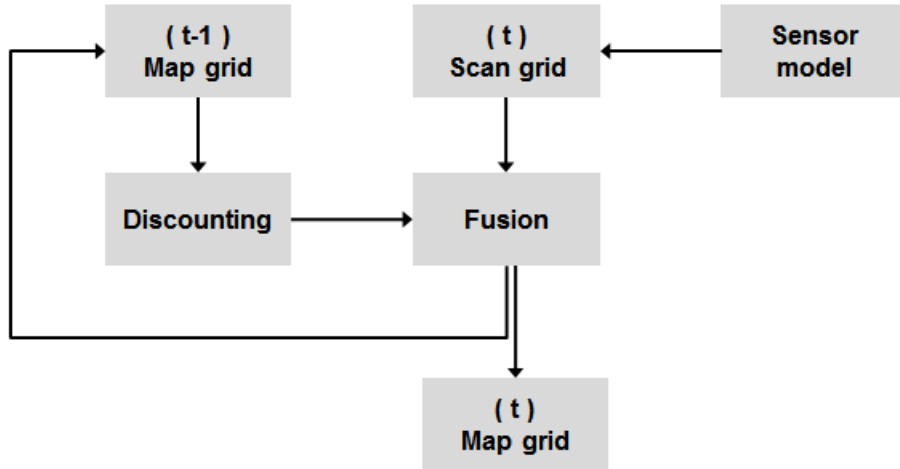


그림 15 Evidential Grid Map 생성 과정

2. 자율발렛주차를 위한 격자지도 작성

2.1 확장된 증거이론

Evidential Grid map 은 동적인 물체에 대한 추론이 용이하지만 주차장과 같이 겹침 영역(occlusion)이 많을 경우 Unknown 확률이 높아지게 되고, 이는 주차 영역과 같이 공간적 해석이 요구되는 경우에 정확한 판단이 어려워 진다. 즉, 주차 가능한 빈 공간 임에도 다른 차량에 가려져 있는 경우 판단이 어렵고 센서 인식 범위의 한계로 주차되어 있는 공간 임에도 주차 여부에 대한 추론이 어렵다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 겹침 영역의 확률을 계산할 때 대상 물체의 크기가 고려되도록 하여 공간에 대한 추론성능을 높일 수 있는 방법을 제안한다. 그림 16의 왼쪽은 Evidential Grid map으로 장애물이 인식된 Occupied 이후 센서인식이 안된 부분은 Unknown으로 남아 있는데, 오른쪽 그림은 제안된 Extended Evidential Grid map으로 Occupied 이후 일정 영역 내에서 Occupied의 확률을 높였다.

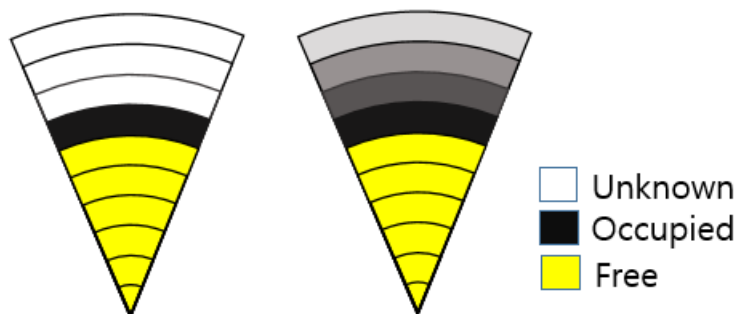


그림 16 장애물 존재에 따른 격자 상태 개념도

일반적으로 주차장에서 주차구획은 모두 동일하게 연속되어 있고 차량도 일정 범위 내에서 크게 벗어나지 않는다고 가정하고, 센서로 인식된 차량의 일부 정보를 이용하여 차량이 존재함을 유추하기 위하여 Extended Evidential Grid map 에서 Occupied로 인식된 영역으로부터 장애물의 크기 범위 내에서 거리가 가까울수록 점유 확률이 높아지고, 멀어질수록 낮아지도록 설계하였다. 이렇게 확장하는 영역에 대한 확률 계산은 식(3)과 같이 장애물의 크기 a 범위 내에서 장애물이 인식된 Occupied 격자로부터의 거리 d 가 커질수록 $m(O)$ 가 수식에 따라 감소된다.

$$\begin{aligned}
 m(\Omega) &= \begin{cases} \frac{1}{1+e^{(-d+k)}}, & d < \alpha \\ 0, & otherwise \end{cases}, \\
 m(O) &= 1 - m(\Omega), \\
 m(F) &= 0, \\
 m(\emptyset) &= 0.
 \end{aligned} \tag{3}$$

2.2 3차원 point cloud의 센서모델

격자지도 작성은 센서를 장착한 로봇의 상태와 측정값을 통해 모든 격자의 점유확률을 구하는 역센서모델(inverse sensor model)을 이용한다. 여기서 역센서 모델은 지도와 상태가 주어졌을 때 측정값이 나올 확률을 계산하는 센서모델과 대비되는 개념으로 센서의 거리 측정 결과에 따라 센서로부터 물체 거리 전까지의 영역은 Free, 물체가 인식된 영역은 Occupied로 정의한다. 이러한 기존의 정의는 2차원 데이터를 기준으로 한 모델이므로 3차원 데이터에 대한 센서모델을 새로 정의하였다.

그림 17에서 왼쪽 그림은 3차원 LiDAR로 주변환경을 인식한 모습으로 차량 중심의 센서로부터 나아가는 흰색 선은 임의의 특정 수평각(horizontal angle)을 공유하는 서로 다른 수직각(vertical field of view)의 레이저 빔이 물체에 반사되는 것을 의미하는 가상의 선이다. 오른쪽 그림은 이러한 상황의 예시로 차량 위의 센서로부터 2개 레이저 빔이 하나는 물체에, 다른 하나는 지면에 반사된 상황으로 물체가 인식된 격자에 Occupied가 할당되고 센서로부터 Occupied 이전까지는 Free가 할당된다. 지면을 인식한 다른 하나의 레이저 빔은 센서로부터 지면까지 모두 Free가 할당된다. 이 두 레이저를 종합하여 지면(free)과 물체(Occupied)가 모두 인식된 격자는 최종적으로 Occupied로 할당되었다.

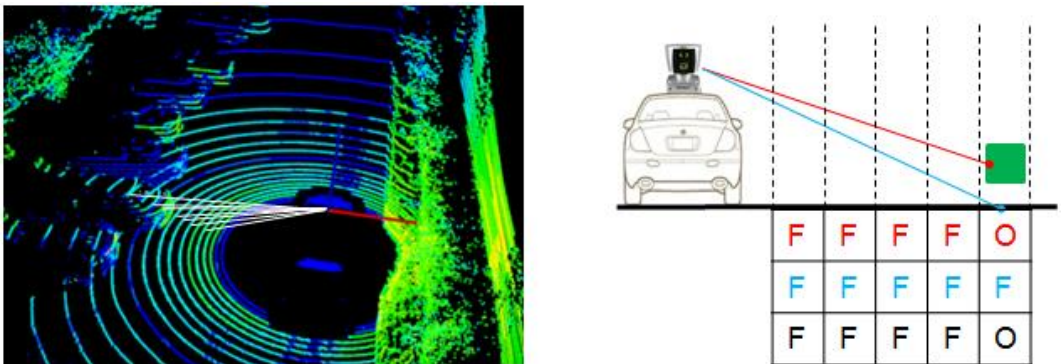


그림 17 3차원 point cloud의 격자 상태 할당

주차장에서 진행방향과 수직인 방향으로 2대의 차량이 존재할 때 위와 같이 특정 수평각을 갖는 6개의 각기 다른 수직각의 레이저 빔으로부터 격자 상태를 할당을 예시로 들어보았다(그림 18). 6개의 각 레이저 빔에 1~6의 번호를 할당하였는데, 지면으로부터 반사된 1,2,3 번은 높이 값이 지면의 기준으로 설정한 H보다 작아 Free로 할당되었다. 4,5,6 번은 차량을 인식한 데이터로 높이 값이 H보다 크므로 Occupied로 할당된다. 각 레이저로 인해 정의된 격자들에 대해 그림 상단에 표기된 우선순위를 적용하여 최종 격자상태는 마지막 줄과 같다

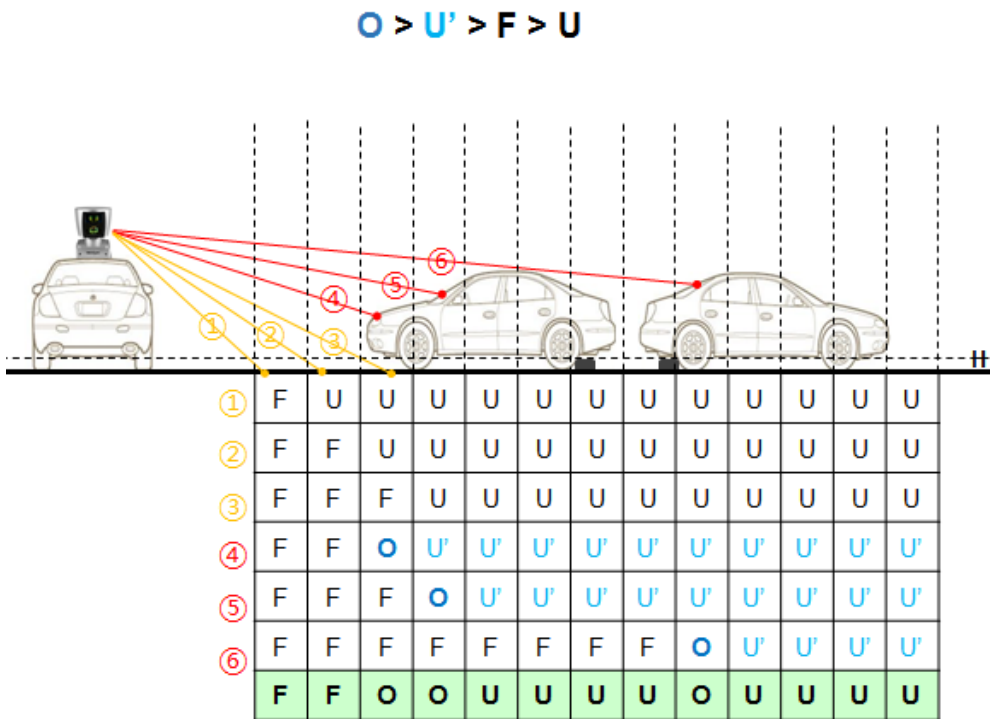


그림 18 3차원 point cloud의 격자 상태 할당

3. 시스템 구성

3.1 자율주행자동차

현대자동차 HG240 모델을 자율주행자동차 연구용으로 개조한 것으로 전방에 2차원 LiDAR, 상단에 GPS와 3차원 라이다를 설치하였다. 본 연구의 격자지도 생성은 설치된 센서들 중에서 3차원 라이다 만으로 진행되었다.



그림 19 자율주행자동차

3.2 환경인식

Velodyne

레이저를 주기적으로 쏘아 일정거리 이내의 환경을 센싱하는 비접촉식 측정장비인 LiDAR(Light Detection And Ranging)이다. 인식된 물체와 거리, 방향, 농도특성 등의 정보를 수집하는 센서로 본 연구에서 사용하는 모델은 HDL-64E S2로(그림 20) 360° 회전하며 64개의 레이저 광선을 쏘아 반경 약 0.9m ~ 120m 이내 거리에 있는 물체를 인식하여 풍부하고 정밀한 정보를 제공한다. 10hz 주기로 데이터를 얻어 초당 130만개의 points를 수집하고 2cm 이내의 accuracy를 가지고 있다[16].



그림 20 Velodyne HDL-64E S2

구성 요소	모델명
Operating system	Linux Ubuntu 14.04
Meta-operating system	ROS Indigo
Sensor	Velodyne HDL64E S2

표 3 시스템 구성

표 3 에서 보드시피 ROS(Robot Operating System)기반 소프트웨어 개발환경을 구성하였다.

Velodyne사로부터 제공되는 드라이버는 Windows 용이기 때문에 ROS에 적합한 velodyne ROS package[17]를 드라이버로 적용하여 센서로부터 얻은 3차원 point cloud data 즉, 각 points의 반환지점의 3차원정보(x, y, z)를 이용하였다(그림 21).

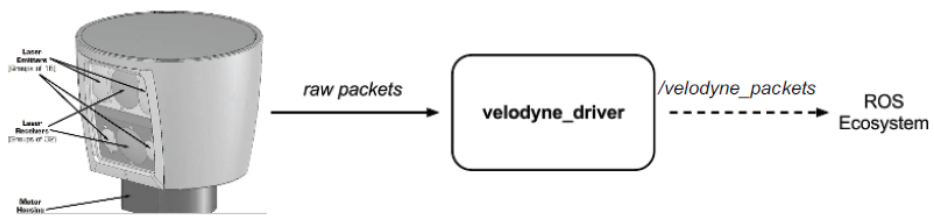


그림 21 ROS velodyne package

4. 실험

위에서 제안한 방법에 따른 실험을 자율주행자동차로 포장된 실외 주차장에서 진행하였는데, 주차 가능 여부 대한 판단을 위해 일반적 차량외관의 가장 큰 면적을 갖는 높이인 지면으로부터 높이 0.1m ~ 0.6m 사이의 정보를 이용하여 수행하였다.

정해진 주차 구획 내에 주차 가능 여부 판별을 위하여 구획 내 속해있는 모든 격자들 n 개의 확률 값의 평균을 식(4) 와 같이 $M(A)$ 로 정의하였다.

$$M(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n m_i(A). \quad (4)$$

이렇게 얻은 각 주차영역의 평균 확률 값 중에서 Free 와 Occupied의 확률 값을 이용하여 식(5)와 같은 주차 가능 판별 Sigmoid 함수로 모델링 하였다.

$$D = \begin{cases} \frac{1}{1+e^{\left(k1+\frac{M(O)}{P}+k2\right)}}, & M(O) > M(F) \\ 0, & M(O) \leq M(F) \end{cases}. \quad (5)$$

센서 특성을 고려하여 장애물이 인식된 격자에 식(6)와 같이 설정하고, 아무것도 인식되지 않은 격자에는 식(7) 와 같이 설정하였다.

$$m(O) = 0.7, m(F) = 0, m(\Omega) = 0.3, m(\emptyset) = 0. \quad (6)$$

$$m(O) = 0, m(F) = 0.7, m(\Omega) = 0.3, m(\emptyset) = 0. \quad (7)$$

그림 22 는 위의 내용들을 적용하여 주차된 차량 앞면이 인식되었을 때의 시뮬레이션 결과 그래프로 확장이 적용되기 전 기존 Evidential grids 의 Occupied 평균 확률인 $M(O)$ 로 약 0.12로 수렴되고, 확장이 적용된 후 약 0.46으로 수렴되는 것을 확인하였다. 이러한 방법으로 획득한 Occupied 기준이 되는 $M(O)$ 의 임계 값을 수식(5) 에서 P 로 적용하였다. 여기서 $M(O)$ 가 높더라도 $M(F)$ 가 상대적으로 더 높다면 신뢰할 수 없으므로 $M(O)$ 가 $M(F)$ 보다 큰 경우에 계산하도록 하였다. 또한, k_1 , k_2 는 $M(O)$ 가 임계치 (threshold) P 이상인 경우 함수 D 가 0.99가 되도록 하여, 이러한 경우 주차할 수 없는 공간으로 분류 되도록 하였다. 실험을 통하여 함수 D 의 임계치 P 는 0.35, $k_1 = -15.0$, $k_2 = 10.0$ 으로 설정하였다.

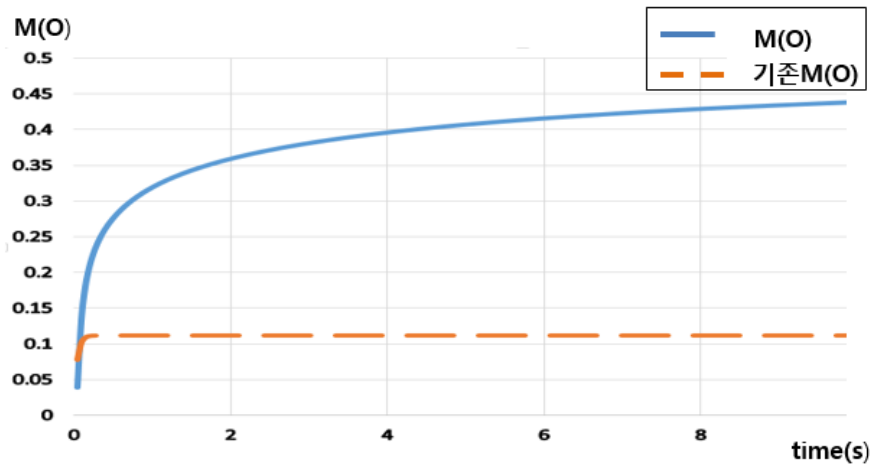


그림 22 주차구획 내에 차량앞면이 인식되었을 경우의 시뮬레이션

실외 주차장에서 격자 하나의 크기는 $0.25 * 0.25$ (meters)로 하여 차량주변 $16 * 16$ (meters)의 정사각형 영역의 40초간 정지 상태로 누적된 격자지도가 그림 23 에 있다. 그림 왼쪽은 기존의 Evidential grid map 이고 오른쪽은 본 논문에서 제안한 Extended Evidential grid map 이다. 그림 24는 그림 23에서 상자로 표시한 5개의 주차영역에 대한 $M(A)$ 의 결과를 나타내는데 왼쪽 Evidential grid map에서 Occupied 의 그래프가 오른쪽 Extended Evidential grid map와 비교하여 현저히 낮아 구별하지 쉽지 않음을 알 수 있다. 그림 25 에 5개의 주차영역에 대하여 최종 주차가능 여부 결정함수, D 의 결과를 그래프로 표현하여 비교하였다.

위에서 정의된 식을 이용하여 D 가 0.01 이하이고 $M(F)$ 가 설정된 임계치 이상인 경우 주차 가능한 빈 공간으로 판단하였는데, 오른쪽 그래프 Extended Evidential grid map에서 차량이 주차된 1,2,3,5는 D 가 0.99 이상으로 주차된 영역으로 유추 할 수 있다. 또한, 여기서 4번만이 D 가 0.01이하로 빈 공간으로 인식 가능하지만 왼쪽의 그래프에서는 2,3 번도 빈 공간의 후보가 될 수 있어 주차가능 영역판별이 어렵다.

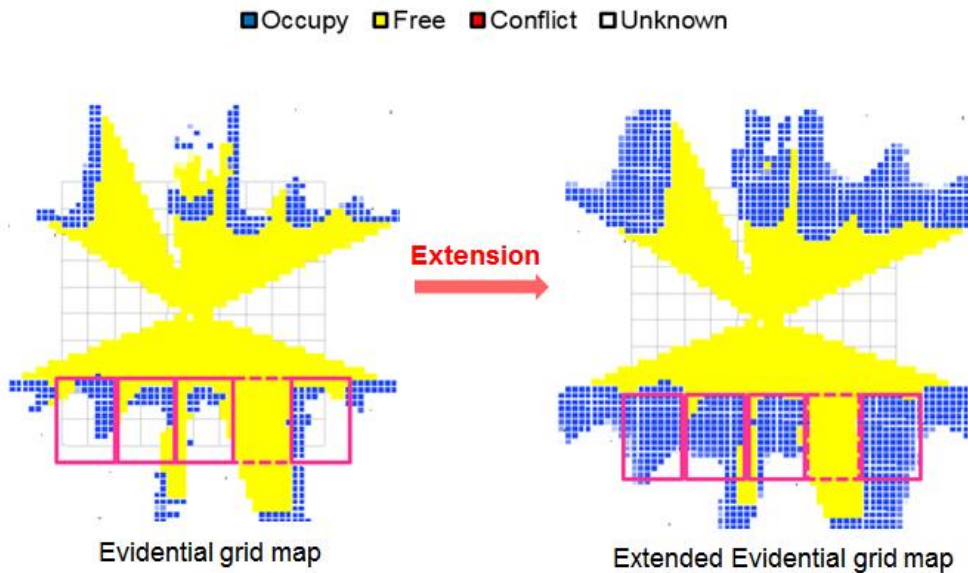


그림 23 실외 주차장에서 누적된 grid map 결과 비교

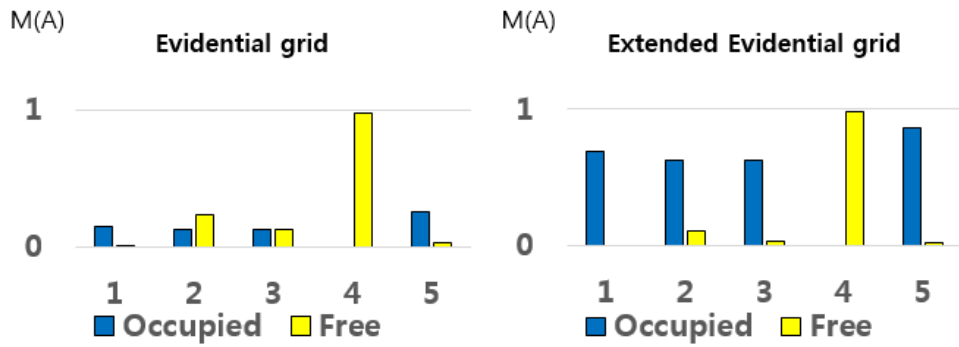


그림 24 주차장의 5개 주차영역에 대한 M(O), M(F) 비교

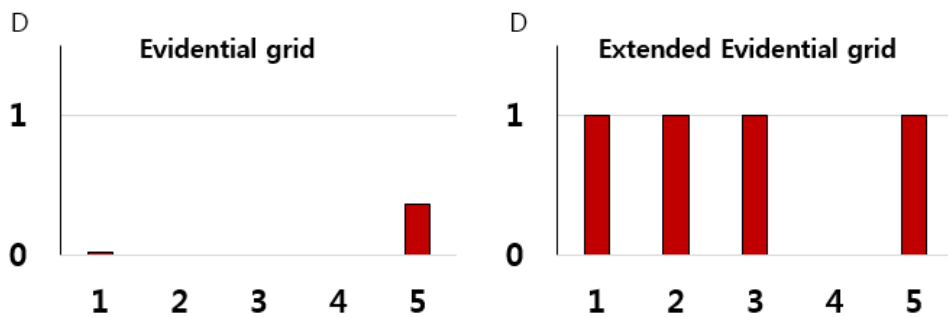


그림 25 주차장의 5개 주차영역에 대한 D의 비교

다음은 주차 가능 후보군 추출에 대한 실험으로 차량주변 30 * 30 (meters)의 정사각형 영역의 비교적 넓은 범위에 대해 실험 하였다. 넓은 지역을 인식하기 위하여 특정 높이가 아닌 인식 가능한 전체 모든 높이의 데이터를 이용하였고 격자크기는 동일하게 0.25 * 0.25 (meters)로 하였다.

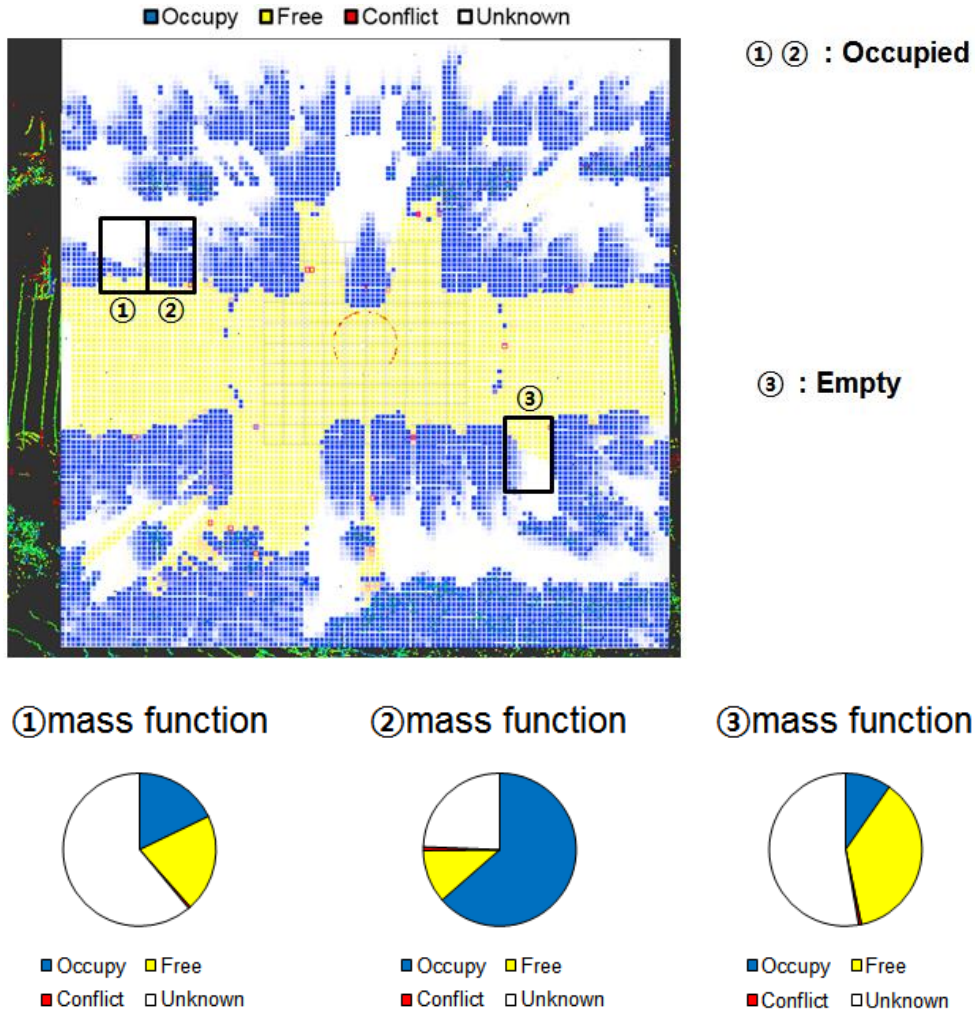


그림 26 3개 주차공간의 4가지 확률함수 비교

그림 26 에서 Extended Evidential grid map 을 적용한 결과로 3개의 주차구획에 대하여 비교를 하였는데 1,2 번 주차영역은 차량이 주차되어 있는 곳이지만 1번영역은 차량 앞부분 일부만 보이고 대부분이 가려져 있다. 3번 주차영역은 비어있는 공간이지만 옆차량으로부터 확장된 Occupied가 일부 존재하고 가려진 공간이 많아 주차가능 여부를 판별하기 어렵다.

이뿐만 아니라 Evidential grid map 작성시 상태변화의 지연(Delay)을 줄이고 실시간성을 높이기 위하여 Discounting 을 적용함으로 인해 동적물체가 지나가는 상황이 발생하는 경우 가려지는 구간이 발생하게 된다. 이때 가려지는 부분의 확률이 Unknown 화 되어 주차가능 여부를 판별이 가능하지 않게 된다.

이러한 점들을 보완하기 위하여 식(8)와 같이 가려진공간을 제외한 확률을 이용하였다. 즉, Unknown 을 이용하여 나머지 3가지 확률 O, F, \emptyset 을 정규화 하였다.

$$\begin{cases} m_{M,t}(A) = \frac{m_{M,t}(A)}{1-m_{M,t}(\Omega)}, & A \neq \Omega, \\ m_{M,t}(\Omega) = 0, & else \end{cases} \quad (8)$$

위의 식으로 나온 M(F) 와 M(O)의 차를 이용하여 주차 가능 후보군 추출을 위한 실험을 진행 하였는데, M(F) - M(O) 가 0.4 이상인 경우 빈 주차영역 후보로 정하였다. 여기서 M(F) - M(O)의 결과가 “-1.0”에 가까울수록 차량이 주차된 상태를, “1.0”에 가까울수록 주차가능한 빈 공간임을 의미한다.

이에 대한 실외 주차장의 Extended Evidential grid map 의 실험 결과를 그림 27,28,29 에 나타내었다. 가려진 부분이 많은 주차구획을 포함하여 Unknown을 이용하여 정규화 하기 전의 M(F) - M(O) 와 정규화 후의 M(F) - M(O) 를 비교하여 그래프로 표현하였다. 정규화 하기 전의 M(F) - M(O) 에서 는 비어 있는 공간과 차량이 주차되어 있는 공간의 구별이 모호 하였는데, 정규화 후의 M(F) - M(O) 는 임계치 0.4로 구분이 가능함을 알 수 있다.

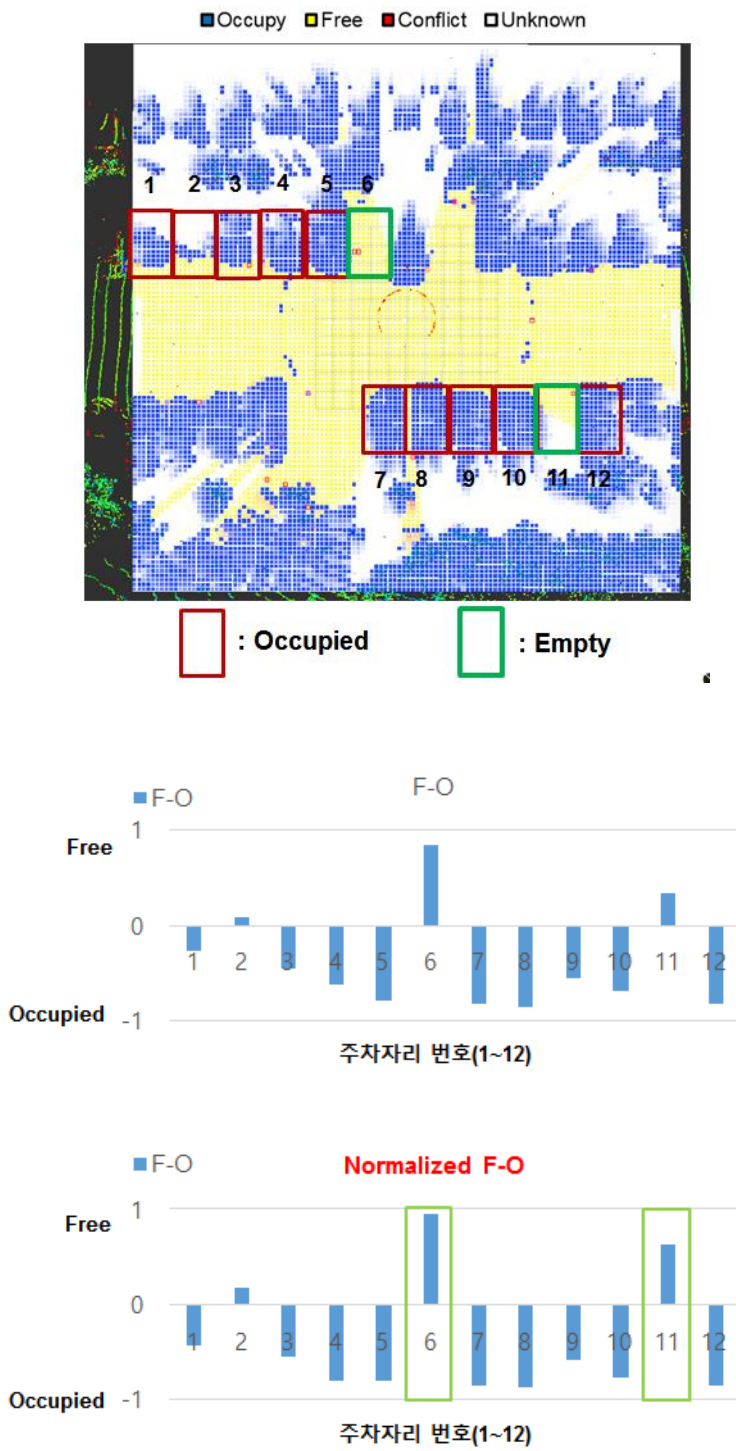


그림 27 F-O 와 Normalized F-O 비교

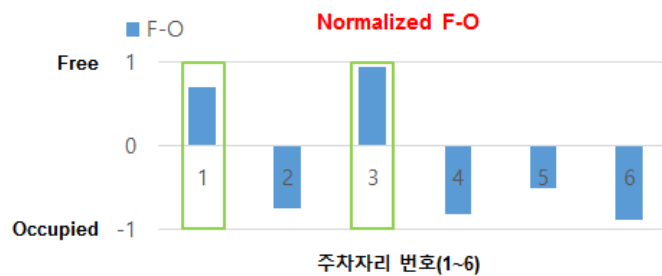
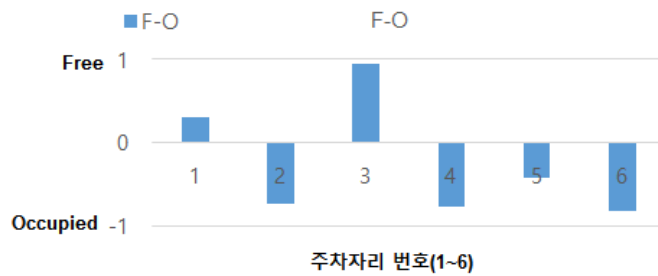
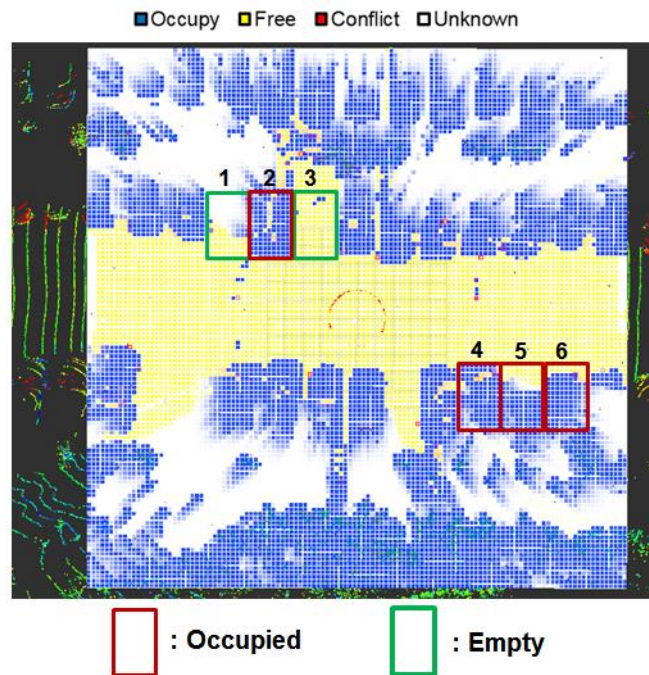


그림 28 F-O 와 Normalized F-O 비교

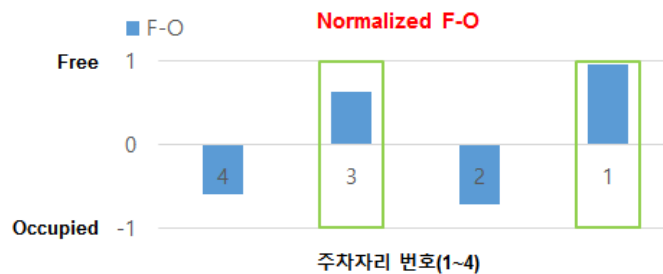
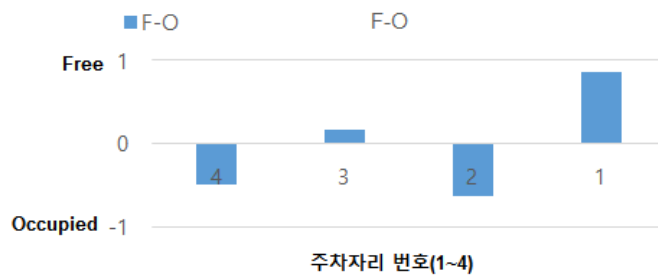


그림 29 F-O 와 Normalized F-O 비교

제안된 Extended Evidential grid map에서 Occupied 확률의 확장을 차 폭과 같은 임의의 크기 내로 제한하였지만, 위의 결과에서 볼 수 있듯이 옆의 주차영역까지 도달하여 정해진 주차구획이 비어 있는지 아닌지 판별하기 모호해 지기도 한다.

이를 보완하기 위하여 실제로 물체가 인식된 격자와 Occupied 확률의 확장의 구분을 두어 구현하면 다음 그림과 같은 결과를 얻을 수 있다. 그림 30에서 상단은 Extended Evidential grid map 이고, 하단은 추가로 실제 물체가 인식된 Occupied 격자는 검정색으로 표시한 지도이다.

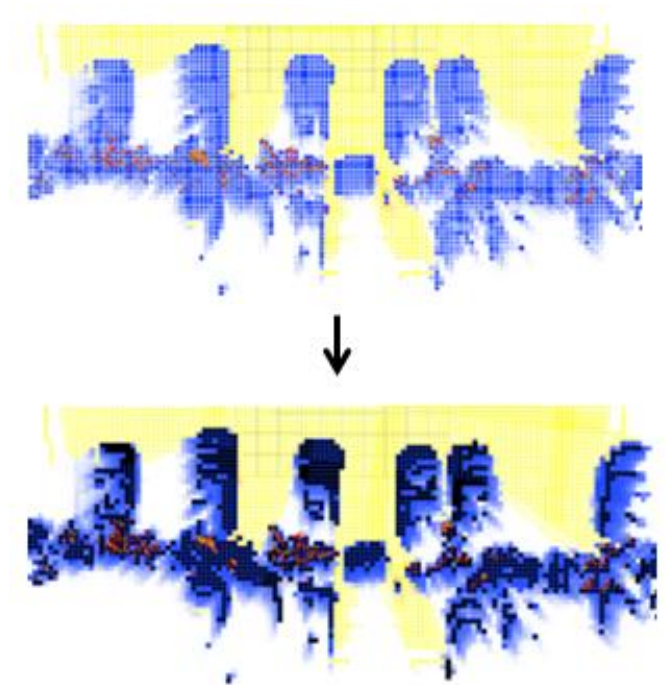


그림 30 실제 Occupied 격자의 구분

5. 결론

본 논문은 자율주행자동차의 자동주차의 최종 단계인 자율발렛주차를 위한 주차 가능 공간 인식 및 동적 환경을 반영한 격자지도를 생성하는 방법을 제시하였다.

준정형화된 주차장은 센서로 인식 가능한 범위가 제한되어 있을 뿐만 아니라, 주행도로가 협소하고 다양한 동적 물체가 존재한다. 이러한 환경에서 차량의 특징을 이용하여 주차된 차량만을 인식하는 기존 연구에는 한계가 있어 격자지도 생성을 통하여 주차 가능 공간을 탐지하였다.

격자지도 생성에 있어서 베이지안 기반 격자지도와 같은 일반적인 방법에서는 동적 물체와 인식되지 못한 영역에 대한 구별이 가능하지 않기 때문에 Evidential grid map을 적용하여 동적 물체를 인식하였다. 이를 통하여 이동중인 차량과 사람 등을 인식하여 주차 가능 공간 탐지의 실시간성과 주행의 안정성 증가를 기대할 수 있다.

자율주행자동차에 이용되는 거리인식 센서 중 풍부하고 정밀한 정보를 제공하는 LiDAR인 Velodyne의 3차원 데이터를 2차원 점유 격자 지도로 변환하는 센서모델을 제안하고 Evidential grid map의 겹침 영역 안에서의 점유율 (Occupied)을 확장하여 주차 계획의 차량 존재 인식 성능이 향상하였음을 확인하였다.

이와 더불어 효율적인 경로생성을 위해 주차 가능한 빈 공간 후보들을 추출하고자 하였는데, 센서의 인식범위의 한계로 가려진 공간이 많은 경우와 Evidential grid map의 실시간성을 높이기 위해 적용된 Discounting으로 인해 동적 물체로 가려진 영역과 같이 Unknown의 비율이 높아 판단하기 어려운 상황이 발생하였다. 이에 대한 개선책으로 Unknown의 정규화를 통해 빈 공간 후보 선정을 수행하였고, 이를 실외 주차장에서 실험하여 비교적 넓은 공간에서도

가능함을 확인하였다.

주변 환경의 인식방법 중 격자지도는 모든 환경정보를 담고, 특히 Evidential grid map은 베이시안 기반 격자지도와 같은 일반적인 방법보다 확률 요소가 많아 계산비용이 높아진다. 그러한 이유로 본 논문에서 제안한 Extended Evidential grid map은 일반적으로 다른 주변환경 인식방법과 비교하여 비효율적이라고 할 수 있지만 주차장의 경우에는 제한된 공간에서 많은 정보를 포함하고 있어야 하므로 이를 적용하기 적합하다.

참고문헌

- [1] Kyungbok Sung, Jungdan Choi, Dongyong Kwak, "Vehicle Control System for Automatic Valet Parking with Infrastructure Sensors," IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2011.
- [2] Kyungwook Min, Jeongdan Choi, Hangeun Kim and Hyun Myung, "Design and Implementation of Path Generation Algorithm for Controlling Autonomous Driving and Parking," ICCAS International Conference on Control, Automation and Systems, Oct, 2012.
- [3] S.-J. Han and J. D. Choi, "Parking Space Recognition for Autonomous Valet Parking using Height-grid Map and Salient-line Probability Map," ETRI Journal, vol. 37, no. 6, Dec. 2015.
- [4] Seo, Y.-W., Ratliff, N. and Urmson, C. (2009). Self-supervised aerial image analysis for extracting parking lot structure. Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-09). Menlo Park, CA, AAAI Press.
- [5] L.Tong, L. Cheng, M. Li, J.Wang, and P. Du, "Integration of LiDAR data and orthophoto for automatic extraction of parking lot structure," IEEE J.Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens., vol. 7, no. 2, Feb. 2014.
- [6] J. K. Suhr and H. G. Jung, "Sensor Fusion-Based Vacant Detection and Tracking," IEEE Tran. Intell. Transp. Syst., vol.15, no. 1, Feb. 2014, pp. 21-36.
- [7] 이수목, 서보경, 서승우, "자율 주차 시스템을 위한 실시간 비전기반 주차영역 탐지 알고리즘", 대한전자공학회, 제 37권, 제 1호 2014
- [8] J. K. Suhr, H. G. Jung, K. Bae, and J. Kim, "Automatic free parking space

detection by using motion stereo-based 3D reconstruction,” *Mach. Vis.Appl.*, vol. 21, no. 2, pp. 163–176, Feb. 2010.

[9] Hisashi Satonaka et al., “Development of Parking Space Detection Using an Ultrasonic Sensors”,13th World Congress on Intelligent Transportation Systems and Services, Oct. 2006.

[10] W. J. Park, B. S. Kim, D. E. Seo, D. S. Kim and K. H.Lee, "Parking Space Detection Using Ultrasonic Sensor in Parking Assistance System," in *IEEE Intell. Veh. Symp.*, pp. 1039–1044, 2008.

[11] J. Zhou, L. E. Navarro-Serment, and M. Hebert, “Detection of parking spots using 2D range data,” in *Proc. 15th Int. IEEE Conf. Intell. Transp.Syst.*, Sep. 2012, pp. 1280–1287.

[12] H. G. Jung, Y. H. Cho, P. J. Yoon, and J. Kim, “Scanning laser-radarbased target position designation for parking aid system,” *IEEE Trans.Intell. Transp. Syst.*, vol. 9, no. 3, Sep. 2008.

[13] A. Elfes, “Using Occupancy grids for mobile robot perception and navigation,” *IEEE Journal of Computer*,vol. 22, pp. 46–57, 1989.

[14] J. Moras, V. Cherfaoui and P. Bonnifait, “Credibilist occupancy grids for vehicle perception in dynamic environments,” In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation* , pp. 84–89, 2011.

[15] J. Moras, V. Cherfaoui, and P. Bonnifait, “Moving objects detection by conflict analysis in evidential grids, In: *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, pp. 1120–1125, June 5–9 2011.

[16] V. L. Inc., HDL-64E S2 and S2.1 High Definition LiDAR Sensor User’s Manual and Programming Guide. Velodyne LiDAR Inc., 2010.

[17] ROS package from (<http://wiki.ros.org/velodyne>)

[18] Xu, J., Chen G., Xie, M.: “Vision-guided automatic parking for smart car,” In: *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, Oct. 2000.

- [19] H. G. Jung et al., "Parking Slot Markings Recognition for Automatic Parking Assist System," in Proc. IEEE Intell.Veh.Symp, Jun. 2006.
- [20] J. K. Suhr and H. G. Jung, "Full-automatic recognition of various parking slot markings using a hierarchical tree structure," Opt. Eng., vol. 52, no. 3, Mar. 2013.
- [21] M. S. Darms, P. Rybski, C. Baker, and C. Urmson. Obstacle detection and tracking for the urban challenge. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, 10(3), 2009.
- [22] H. Cho, Y.-W. Seo, B. V. Kumar, and R. Rajkumar, "A multi-sensor fusion system for moving object detection and tracking in urban driving environments," in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014.
- [23] Kaempchen, N., Franke, U., Ott, R.: Stereo vision based estimation of parking lots using 3d vehicle models. In: Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2002.
- [24] Jung, H.G., Kim, D.S., Yoon, P.J., Kim, J.: Light stripe projection based parking space detection for intelligent parking assist system. In: Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2007.
- [25] Fintzel, K., Bendahan, R., Vestri, C., Bougnoux, S.: 3D parking assistant system. In: Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2004.
- [26] Vestri, C., Bougnoux, S., Bendahan, R., Fintzel, K., Wybo, S., Abad, F., Kakinami T.: Evaluation of a vision-based parking assistance system. In: Proceedings of the 8th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2005.
- [27] C. Keat, C. Pradalier, and C. Laugier, "Vehicle detection and car park mapping using laser scanner," in Intelligent Robots and Systems (IROS 2005).

2005 IEEE/RSJ International Conference on.

[28] R. Dube, M. Hahn, M. Schutz, J. Dickmann, and D. Gingras, “Detection of Parked Vehicles from a Radar Based Occupancy Grid,” in Proc. IEEE Intell. Veh. Symp., Jun. 2014, pp. 1415–1420.

Abstract

Detection of Parking Space based on Occupancy Grids in Dynamic Environments for Autonomous Valet Parking

Joohee Choi

Department of Transdisciplinary Studies
Graduate School of Convergence Science and Technology
Seoul National University

Nowadays, autonomous vehicle technologies have made outstanding advancements. Especially autonomous valet parking ability is the one of the key issues of autonomous vehicles.

An autonomous valet parking system is a fully autonomous unmanned vehicle system that finds free parking space and parks the vehicle safely.

Knowledge about the parking environment is required to enable autonomous parking system. This study aims to develop the recognition of parking space for autonomous valet parking system.

In previous researches of parking space detection, most of them have focused on detecting adjacent vehicles and parking lines. Although they might be usable and proper methods in static environment, they are weak to find free parking space considering a semi-structured and complicated dynamic environment which is

practical.

This paper proposes an evidential grid map to find free parking space for an autonomous vehicle. Evidential grid map based on the Dempster-Shafer theory makes it possible to characterize objects movements in addition to stationary objects. However, recognition of free and Occupied lot in the parking space is challenging due to occlusions and narrow space. This algorithm assigns the probability for occlusion region by extending Occupied grid.

Also, this paper suggests candidate of free parking lot where is barely recognizable as a free parking space. This information could be useful for efficient route planning. Experimental results proved that this approach can efficiently manage the recognition of the parking space environment.

Keywords : autonomous valet parking, occupancy grids, evidential theory, detection of parking space

Student Number : 2013-22420